

تفکیک افراد مبتلا به بیماری CHF از افراد سالم با استفاده از تحلیل‌های خطی و غیر خطی سیگنال HRV

سیما چلاوی*، محمد حسن مرادی، حامد زیوری ادب، اندیشه شیعه بیگی

تهران، دانشگاه صنعتی امیرکبیر، دانشکده مهندسی پزشکی

E-mail: Sima@pacetech.us

* کارشناس ارشد مهندسی پزشکی دانشگاه صنعتی امیرکبیر

چکیده

در این مقاله، برخی از انواع تحلیل‌های خطی و غیرخطی روی سیگنال‌های تغییرپذیری نرخ ضربان قلب (HRV) افراد سالم و بیماران قلبی مبتلا به CHF اعمال شده است و ۲۶ ویژگی از قسمتهای ۲۰۰۰ نمونه ای آنها استخراج گشته است. از آنجاییکه ویژگیهای غیرخطی می توانند دینامیک غیرخطی موجود در سیگنال را بیان کنند، مقایسه ای بین ویژگیهای غیرخطی دو گروه انجام شده تا تغییرات دینامیک از وضعیت سالم به بیماری مشخص گردد. همچنین بردار ویژگی ترکیبی به سه طبقه بندی کننده LDA، شبکه عصبی پرسپترون چند لایه و شبکه نروفازی داده شده، که نتایج حاصله حاکی از Sensitivity و Specificity حداقل ۹۸/۴۸٪ و ۱۰۰٪ برای طبقه بندی کننده MLP و ۹۹/۱۱٪ و ۹۹/۴۵٪ برای طبقه بندی کننده نروفازی می باشد.

واژه‌های کلیدی: سیگنال تغییرپذیری نرخ ضربان قلب، دینامیک غیرخطی، طبقه بندی کننده نروفازی.

۱- مقدمه

بیشتری نسبت به روشهای خطی معمول (تحلیل‌های حوزه زمان و حوزه فرکانس) فراهم کنند و مکمل خوبی برای آنها باشند [1]. تحلیل غیرخطی سیگنال HRV به دو دلیل عمده، بسیار مورد توجه قرار گرفته است: دلیل اول ذات غیر خطی سیگنال مشاهده شده از قلب است که بصورت یک نوسانگر دینامیک غیرخطی عمل می کند و دلیل دوم، لزوم بدست آوردن دانش کافی در مورد این پدیده واقعی می باشد.

برخی منابع پیچیدگی در سیگنال قلبی را می توان به صورت زیر خلاصه کرد [2]:

ضربان در اثر تنظیمات خودمختار (تقریباً هر یک ثانیه)

سیگنال تغییرپذیری نرخ ضربان قلب (Heart Rate Variability, HRV)، یک ابزار غیر تهاجمی مشهور برای بررسی سیستم قلبی-عروقی و نیز سیستم اعصاب خود مختار می باشد. منظور از HRV، تغییرات در فواصل زمانی بین ضربانهای متوالی قلب است. به عبارت روشن تر، رشته زمانی که از محاسبه فواصل بین هر دو موج R متوالی در سیگنال ECG بدست می آید، سیگنال HRV را تشکیل می دهد. با وجود اینکه تاکنون روشهای خطی مختلفی برای تحلیل سیگنال HRV بکار گرفته شده است، اخیراً ثابت شده که روشهای تئوری غیر خطی می توانند اطلاعات

تنفس در اثر تنظیمات اعصاب واگ (تقریباً هر ۴ ثانیه)

فعالیت گره سینوسی در اثر تعادل بارورفلکسی (تقریباً هر ۱ ثانیه)

سیستم هورمونی Renin angiotension در اثر تنظیمات حجم مایعات خارج سلولی (< دقیقه)

سیکل خواب و بیدار (< ساعت)

سیگنال HRV تنها یک متغیر مشاهده از سیستم چند متغیره قلبی-عروقی می باشد که با بررسی آن می توان ویژگیهای موجود در دینامیک، همبستگی های کوتاه مدت و طولانی مدت و پیچیدگی های موجود در سیگنال قلبی و نیز سیستم اعصاب خودمختار را نمایان ساخت.

بیماری CHF بیماری است که در آن قلب قادر به پمپ کردن کامل خون در بدن و یا جلوگیری از بازگشت آن به ششها نیست. علت اصلی استفاده از تحلیل HRV برای تشخیص این بیماری خطرناک مشکلات در تشخیص این بیماری از طریق ویژگیهای موجود در سیگنال ECG می باشد به نحوی که پزشک تنها با مشاهده ECG فرد مبتلا به CHF نمی تواند به بیماری وی پی ببرد و اغلب تشخیص این بیماری از طریق اکوکاردیوگرافی انجام می شود.

هدف ما در این مقاله، انجام تحلیلهای خطی و غیرخطی روی سیگنال HRV بدست آمده از افراد سالم و افراد بیمار مبتلا به CHF است تا بتوانیم با استفاده از این بردار ویژگی ترکیبی، دو گروه سالم و بیمار را با استفاده از سه طبقه بندی کننده LDA و شبکه عصبی و نروفازی با دقت خوبی از یکدیگر تفکیک کنیم.

۲- ابزار و روشها

در این مقاله از سیگنالهای مفسر دار موجود در سایت Physionet [3] استفاده شده است. سیگنالهای افراد سالم از پایگاه داده The MIT-BIH Normal Sinus Rhythm و افراد بیمار CHF از پایگاه داده The BIDMC Congestive Heart Failure استخراج شده اند. دادگان این پایگاه بصورت

اتوماتیک برچسب خورده اند و در این مقاله نیز تلاشی برای اصلاح آنها انجام نشده است.

مرحله اول در انجام این تحقیق، تشخیص موج R در سیگنال ECG می باشد. در این مقاله از الگوریتم پیشنهادی توسط Pan-Tompkins [4] برای تشخیص موج R استفاده شده است. پس از مشخص شدن مکان دقیق پیکهای R، سیگنال HRV با محاسبه فواصل زمانی بین هر دو موج R متوالی بدست می آید. سپس سیگنال HRV به قطعات ۲۰۰۰ نمونه ای تفکیک می شود تا از هر قطعه ویژگیهای خطی و غیر خطی استخراج شود. در ادامه قسمتی از این ویژگیها برای تعلیم به طبقه بندی کننده ها داده می شود و از بقیه آنها برای تست استفاده می شود. پایگاه داده استفاده شده به ترتیب شامل ۸۰ و ۱۲۰ قطعه ۲۰۰۰ نمونه ای از دادگان افراد مبتلا به CHF و افراد سالم می باشد و از ۸۰٪ دادگان برای تعلیم طبقه بندی کننده ها و از ۲۰٪ آنها برای تست استفاده می شود.

۲-۱- استخراج ویژگیهای خطی

معمولاً استخراج ویژگیهای خطی از سیگنال HRV، در دو حوزه زمان و فرکانس صورت می گیرد [5,6,7]. در این مقاله از ویژگیهای خطی که از دو حوزه زمان و حوزه فرکانس استخراج شده است، برای طبقه بندی بیماریها استفاده می شود.

۲-۱-۱- ویژگیهای استخراج شده از حوزه زمان

ویژگیهایی که از حوزه زمان استخراج می شوند، شامل مجموعه ای از ویژگیهای آماری می باشند که عبارتند از :

RMSSD : جذر میانگین مربع اختلاف فواصل ضربان به ضربان متوالی

SDNN : انحراف معیار فواصل ضربان به ضربان

NN50 : تعداد اختلاف فواصل ضربان به ضربان متوالی بزرگتر از ۵۰ میلی ثانیه

pNN50: نسبت بدست آمده از تقسیم NN50 بر تعداد کل فواصل ضربان به ضربان

۲-۱-۱-۲- ویژگی‌های استخراج شده از حوزه فرکانس

روشهای حوزه فرکانس، مؤلفه های فرکانسی موجود در HRV را مشخص می کنند. این مؤلفه ها بسته به طول ثبت، اطلاعاتی از چگونگی فعالیت اعصاب خودمختار بیان می کنند. در یک طیف HRV بدست آمده از ثبتهای کوتاه مدت ECG، سه مؤلفه اصلی زیر تشخیص داده می شوند:

۰-۰/۴ Hz - مؤلفه خیلی فرکانس پایین (VLF)

۰/۱۵ - ۰/۰۴ Hz - مؤلفه فرکانس پایین (LF)

۰/۵ - ۰/۱۵ Hz - مؤلفه فرکانس بالا (HF)

نسبت LF/HF یک ویژگی مهم در حوزه فرکانس است که میزان تعادل سمپاتوواگال را مشخص می کند. در این مقاله علاوه بر ویژگی LF/HF، از ضرایب مدل AR درجه ۱۶ نیز بعنوان دیگر ویژگی های حوزه فرکانس استفاده شده است.

۲-۲- استخراج ویژگیهای غیرخطی

مشکل اساسی در تحلیل سریهای زمانی غیرخطی مشخص کردن این مسأله است که آیا سری زمانی داده شده، یک سیگنال تعینی از یک سیستم دینامیک با بعد کم است یا نه. اگر اینطور باشد، سؤالات جالب توجه دیگری پیش می آید: بعد فضای فاز که مربوط به این دادگان می باشد، چند است؟ آیا سری زمانی دادگان، آشوبگونه است؟ کلید حل این سؤالات در بازسازی فضای فاز می باشد که توسط تئوری محاطی Takens و نیز Saur مورد تأیید قرار گرفته است [8]. تئوری محاطی Takens ادعا می کند که اگر یک سری زمانی، جزئی از یک بستر جذب (با بعد d) باشد، خواص توپولوژیک بستر جذب (مانند بعد و نماهای لبایانوف آن) با خواص توپولوژیک بستر جذب محاط شده که با بردارهای فضای فاز m -بعدی شکل می گیرند، یکسان خواهد بود، به شرط اینکه $m \geq 2d + 1$ باشد. به این ترتیب

اولین گام در تحلیل دینامیک غیرخطی، بازسازی بستر جذب در فضای فاز می باشد. مهمترین تکنیک برای بازسازی فضای فاز، استفاده از روش تأخیر زمانی (Method of delays) است؛ به این ترتیب که بردارها در یک فضای جدید، فضای نشانندن (Embedding space) با استفاده از مقادیر تأخیر یافته اندازه گیریها ساخته می شوند.

اگر $x(n)$ برای $n=1,2,\dots,N$ سری زمانی داده شده باشد، بردارهای تأخیر زمانی فضای فاز به صورت رابطه (۱) شکل می گیرند:

(۱)

$$X(i)=[x(i+\tau), x(i+2\tau), \dots, x(i+(m-1)\tau)] \quad i=1,2,\dots,N-(m-1)\tau$$

که τ تأخیر زمانی (Delay time) و m بعد فضای نشانندن (Embedding dimension) است. انتخاب مقادیر m و τ مختلف، ترژکتورهای بازسازی شده مختلفی را دربر خواهد داشت. به این ترتیب به منظور بازسازی بستر جذب یک سیستم دینامیک، دو مسأله باید حل شود. اولین مسأله مربوط به انتخاب تأخیر زمانی بهینه برای بازسازی مسیر در فضای فاز می باشد و مسأله دوم تعیین بعد نشانندن می باشد. روشهای مختلفی برای انتخاب تأخیر زمانی و بعد نشانندن بهینه وجود دارد. در این مقاله از روش اطلاعات متقابل برای انتخاب تأخیر زمانی و روش نزدیکترین همسایه اشتباه برای انتخاب بعد نشانندن استفاده شده است.

۲-۱-۱-۲- روش اطلاعات متقابل

روش اطلاعات متقابل (Mutual Information)، توسط Swinney و Fraser به عنوان ابزاری برای تعیین تأخیر زمانی ارائه شد [1]. مزیت این روش نسبت به روش تابع خودهمبستگی، که قبلاً استفاده می شد، اینست که این روش برخلاف تابع خودهمبستگی، همبستگی های غیرخطی را نیز در سری زمانی در نظر می گیرد. اطلاعات متقابل برای مقادیر مختلف τ با استفاده از رابطه (۲) محاسبه می شود:

(۲)

اگر $E(i)$ از یک آستانه مشخص تجاوز کند، این نقطه بعنوان همسایه اشتباه برچسب می‌خورد. معیار تعیین بعد نشان دادن کافی این است که کسر نقاطی که در آنها $E(i) > E(j)$ است، صفر یا خیلی کوچک شود و یا بعبارتی نمودار $\frac{E(j)}{E(i)}$ تقریباً به اشباع برسد.

۲-۱-۱- بعد همبستگی

بعد همبستگی که میزانی از پیچیدگی سیستم می‌باشد، تعداد متغیرهای مستقل لازم برای توصیف رفتار سیستم را در اختیار قرار می‌دهد [9]. سیستم تعینی خطی، بعد همبستگی صحیح دارد در حالیکه بعد همبستگی سیستمهای آشوبگونه کسری می‌باشد. یک الگوریتم کارآمد و به صرفه زمانی برای محاسبه بعد همبستگی توسط Grossberger و Procaccia در سال ۱۹۸۳ پیشنهاد شد. این الگوریتم بر اساس این تقریب است که: احتمال اینکه دو نقطه از مجموعه در یک سلول به اندازه r باشند تقریباً برابر است با این احتمال که دو نقطه از مجموعه با یک فاصله ρ کمتر یا مساوی r از هم جدا شوند. بنابراین انتگرال همبستگی $C(r)$ تقریباً با استفاده از رابطه (۴) بدست می‌آید:

$$(۴)$$

$$C(r) \approx \frac{\sum_{i=1, j>i}^N \Theta(r - \rho(\vec{x}_i, \vec{x}_j))}{\frac{1}{2} N(N-1)}$$

که Θ تابع Heaviside می‌باشد که بصورت رابطه (۵) تعریف می‌شود:

$$\Theta(s) = \begin{cases} 1 & \text{if } s \geq 0 \\ 0 & \text{if } s < 0 \end{cases} \quad (۵)$$

و تابع فاصله ρ بصورت رابطه زیر تعریف می‌شود:

$$\rho(\vec{x}_i, \vec{x}_j) = \sqrt{\sum_{k=1}^m (x_i(k) - x_j(k))^2} \quad (۶)$$

$$M(\tau) = - \sum_{i,j} p_{ij}(\tau) \ln \frac{p_{ij}(\tau)}{p_i p_j}$$

که p_i احتمال یافتن یک مقدار سری زمانی در i امین فاصله است و $p_{ij}(\tau)$ احتمال مشترکی می‌باشد که یک مشاهده در فاصله i ام اتفاق بیافتد و مشاهده بعدی با تأخیر τ در j امین فاصله اتفاق بیافتد. در نهایت اولین کمینه تابع M بر حسب τ بعنوان مقدار تأخیر بهینه در نظر گرفته می‌شود.

۲-۱-۱- نزدیکترین همسایه/اشتباه

برای تعیین کمترین بعد نشان دادن کافی m ، روشی به نام نزدیکترین همسایه اشتباه (False Nearest Neighbor) توسط kennel پیشنهاد شد [1]. فرض کنید که کمترین بعد نشان دادن برای سری زمانی $\{x_i\}$ برابر m_0 باشد. این بدان معنی است که در یک فضای تأخیر یافته m_0 بعدی، بستر جذب بازسازی شده یک تصویر یک به یک از بستر جذب واقعی در فضای فاز اصلی است. خصوصاً اینکه خواص توپولوژیک در این بعد حفظ شده‌اند. بنابراین همسایه یک نقطه در فضای اصلی به همسایه‌ای در فضای فاز تأخیر یافته نگاشته می‌شود. به خاطر فرض هموار بودن دینامیکها، همسایگان نقاط هم به همسایگانی نگاشته می‌شوند که شکل و قطر همسایگی بر اساس نماهای لیاپانوف تغییر می‌کنند. اما حالا فرض کنید که بستر جذب در بعدی کوچکتر از بعد واقعی ($m < m_0$)، نشانده می‌شود. در اثر این تصویر کردن، ساختار توپولوژیک به خوبی حفظ نمی‌شود. نقاط به همسایگانی از نقاط دیگر نگاشته می‌شوند که در واقع در بعد بالاتر همسایه نبودند. این نقاط، همسایگان اشتباه نامیده می‌شوند بصورت تئوری اینطور می‌توان گفت که: برای هر نقطه x_i در سری زمانی، نزدیکترین همسایه x_j در فضای m بعدی یافته می‌شود. سپس فاصله این دو نقطه در این فضا محاسبه شده و $E(i)$ با استفاده از رابطه (۳) برای تمام مقادیر i محاسبه می‌شود:

$$E(i) = \frac{\|x_{i+1} - x_{j+1}\|}{\|x_i - x_j\|} \quad (۳)$$

بعد همبستگی از شیب ناحیه خطی نمودار $\log C(r)$ بر حسب $\log r$ بدست بیاید.

۲-۱-۱- تحلیل نوسان حذف ترند شده (DFA)

تحلیل نوسانات حذف ترند شده اساساً بعنوان یک روش برای تعیین خصوصیات ذات همبستگی‌های بلند مدت در سری‌های زمانی پیشنهاد شد. روش کار به این صورت است که ابتدا سری زمانی HRV با طول کلی k انتگرالگیری می‌شود. روند انتگرالگیری خاصیت ناپستایی سیگنال اصلی را بیشتر جلوه می‌دهد:

(۷)

$$y(k) = \sum_{i=1}^k [B(i) - B_{ave}]$$

$B(i)$ ، i امین فاصله RR و B_{ave} میانگین فواصل RR می‌باشد. سپس سری زمانی انتگرال گرفته شده به قسمتهایی با طول مساوی n تقسیم می‌گردد و در هر قسمت یک خط حداقل مربع روی دیتا منطبق می‌گردد که نشان دهنده ترند در آن بخش می‌باشد. مختصات y مربوط به بخشهای خط راست بصورت $y_n(k)$ بیان می‌شود. در ادامه سری زمانی انتگرال گرفته شده با برداشتن ترند محلی در هر قسمت، حذف ترند می‌شود. سپس نوسان RMS از سری نهایی بدست می‌آید:

(۸)

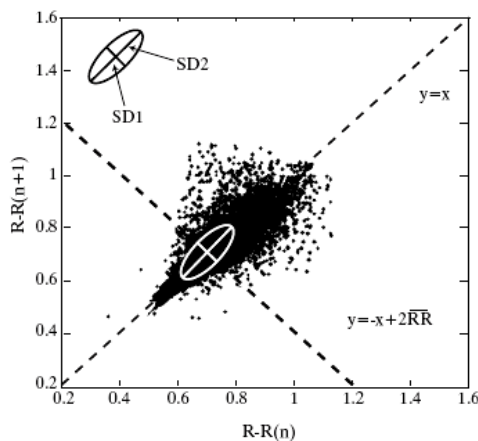
$$F(n) = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{k=1}^N [y(k) - y_n(k)]^2}$$

این محاسبات برای تمامی مقیاسهای زمانی (سایر بخشها) تکرار می‌گردد تا ارتباطی بین $F(n)$ و n معین گردد. نوعاً، $F(n)$ با طول n افزایش می‌یابد. ارتباط خطی روی منحنی تمام لگاریتمی وجود خودمانایی را نشان می‌دهد. شیب خط $\log F(n)$ به $\log n$ نمای مقیاس α (پارامتر خودمانایی) را تعیین می‌کند. این نمودار شامل دو مقیاس مجزا می‌باشد که این مقیاسها را در اصطلاح α_1 و α_2 می‌نامند و به

ترتیب مربوط به همبستگی‌های کوتاه مدت و همبستگی‌های بلند مدت می‌باشند.

۲-۱-۱- تحلیل نمودار پوانکاره

نمودار پوانکاره که تکنیکی برگرفته از دینامیکهای غیرخطی است، طبیعت نوسانات فواصل RR را به تصویر می‌کشد [10]. در نمودار پوانکاره که به آن return map هم گفته می‌شود، هر فاصله RR بعنوان تابعی از فاصله RR قبلی رسم می‌شود، به این ترتیب سری زمانی RR در فضای فاز رسم می‌گردد (شکل ۱). این نمودار اطلاعات مفیدی هم از نوسانات کوتاه مدت و هم از نوسانات بلند مدت در اختیار ما قرار می‌دهد. نمودار پوانکاره بصورت کمی با محاسبه انحراف معیار فواصل $RR(i)$ با خطوط $y=x$ و $y=-x$ انحراف معیار فواصل RR_m می‌شود که متوسط RR_i ها است. انحراف معیارها SD_1 و SD_2 نامیده می‌شوند که SD_1 مربوط به تغییرات سریع ضربان به ضربان در دادگان است که عمدتاً به RSA مربوط می‌شود در حالیکه SD_2 تغییرات بلند مدت $RR(i)$ ها را توصیف می‌کند. نسبت SD_1/SD_2 را نیز می‌توان برای توصیف ارتباط بین این مؤلفه‌ها محاسبه کرد.



شکل ۱. محاسبه ویژگیهای هندسی از نمودار پوانکاره مربوط به فواصل RR.

۲-۱-۱- آنتروپی تقریبی

آنتروپی تقریبی، ApEn، یک کمیت آماری است که برای کمی کردن پیچیدگی (یا نامنظمی) یک سیگنال استفاده

می‌شود. این کمیت اولین بار توسط Pincus در سال ۱۹۹۰ پیشنهاد شد [11]. روند محاسبه این کمیت به این شرح می‌باشد:

ابتدا بردارهای $X(1), \dots, X(N-m+1)$ که بصورت زیر تعریف می‌شوند، ساخته می‌شوند:

(۹)

$$X(i)=[x(i), x(i+1), \dots, x(i+m-1)] \quad i=1, 2, \dots, N-m+1$$

که در این رابطه $x(i)$ سری زمانی سیگنال مورد نظر ما می‌باشد.

فاصله بین $X(i)$ و $X(j)$ ، $d[X(i), X(j)]$ ، بصورت ماکزیمم اختلاف مطلق بین المانهای اسکالر مربوطه محاسبه می‌گردد:

(۱۰)

$$d[X(i), X(j)] = \max_{k=0, m-1} [|x(i+k) - x(j+k)|]$$

برای یک $X(i)$ داده شده، تعداد فواصلی را که کوچکتر یا مساوی r باشند و نسبت این تعداد به تعداد کل بردارهای m محاسبه می‌گردد:

(۱۱)

$$\text{Let } N^m(i) = \text{no. of } d[X(i), X(j)] \leq r,$$

$$\text{then } C_r^m(i) = \frac{N^m(i)}{(N-m+1)}$$

لگاریتم طبیعی هر $C_r^m(i)$ گرفته می‌شود و سپس یک میانگین‌گیری روی همه i ها انجام می‌شود:

(۱۲)

$$\phi^m(r) = \frac{1}{N-m+1} \sum_{i=1}^{N-m+1} \ln C_r^m(i)$$

۵- بعد از m را به $m+1$ افزایش می‌یابد و گامهای ۱ تا ۴ را تکرار می‌شود و $C_r^{m+1}(i)$ و $\phi^{m+1}(r)$ محاسبه می‌شوند.

۶- بصورت تئوری آنتروپی تقریبی با استفاده از رابطه زیر بدست می‌آید:

(۱۳)

$$ApEn(m, r) = \lim_{N \rightarrow \infty} [\phi^m(r) - \phi^{m+1}(r)]$$

به این ترتیب در نهایت یک بردار ویژگی شامل ۲۱ ویژگی خطی و ۹ ویژگی غیرخطی استخراج می‌شود که برای تفکیک بیمار از سالم به سه طبقه بندی کننده داده می‌شود.

۳- نتایج

از آنجاییکه ویژگیهای غیرخطی می‌توانند دینامیک موجود در سیگنال را نمایان سازند، در جدول ۱ مقایسه ای بین ویژگیهای غیرخطی دو گروه سالم و بیمار انجام شده است. نتایجی که از جدول ۱ بر می‌آید به این شرح می‌باشند:

۱- تأخیر زمانی مورد نیاز برای بازسازی فضای فاز برای افراد مبتلا به CHF از افراد سالم کمتر است یعنی برای بازسازی فضای فاز سری زمانی HRV این بیماران باید از دادگان بیشتری استفاده کرد و یا به عبارت ساده تر، همبستگی موجود در دادگان این افراد نسبت به افراد سالم کمتر است.

۲- بعد فضا سازی کافی برای بازسازی فضای فاز سری زمانی HRV افراد مبتلا به CHF از افراد سالم بیشتر است. این موضوع نشان می‌دهد که دادگان افراد مبتلا به CHF از افراد سالم تصادفی‌تر است و یا به عبارتی، پیچیدگی و همبستگی های موجود در دادگان افراد سالم بیشتر است.

۳- بررسی خصوصیات فرکتال (α_{short} و α_{long}) استخراج شده از افراد سالم و بیمار نشان می‌دهد که در افراد سالم $\alpha_{\text{short}} < \alpha_{\text{long}}$ است در حالیکه در افراد مبتلا به CHF، عکس این موضوع اتفاق می‌افتد.

۴- بعد همبستگی، CD، استخراج شده از افراد مبتلا به CHF از مقدار آن برای افراد سالم بیشتر است. از آنجاییکه این ویژگی، تعداد متغیرهای لازم برای مدل کردن سیستم را نشان می‌دهد، می‌توان نتیجه گرفت که برای مدل کردن

سری زمانی HRV افراد مبتلا به CHF به تعداد متغیر بیشتری نیاز داریم. این نتیجه نیز همانند نتایج بدست آمده توسط تأخیر زمانی و بعد فضا سازی اظهار می دارد که همبستگی موجود در سری زمانی افراد مبتلا به CHF از افراد سالم کمتر است.

۵- ApEn مربوط به افراد سالم از افراد بیمار بزرگتر است که این موضوع نشان دهنده پیچیدگی بیشتر سری زمانی افراد سالم نسبت به افراد بیمار است.

۶- SD1 محاسبه شده برای افراد بیمار از افراد سالم بیشتر است در حالیکه SD2 برای افراد سالم بیشتر از افراد مبتلا به CHF است. به این ترتیب در افراد سالم، نوسانات کوتاه مدت، کم و نوسانات بلند، زیاد است و این وضعیت در هنگام بیماری CHF تغییر می کند. زیاد شدن و کم شدن SD1 و SD2 در افراد مبتلا به CHF نسبت به افراد سالم باعث می شود که نسبت این دو، SD1/SD2، در افراد بیمار به طور کاملاً محسوسی نسبت به افراد سالم بالا برود.

جدول ۱. مقادیر متوسط و انحراف معیار ویژگیهای غیرخطی دو گروه سالم و بیمار CHF.

ویژگی	Normal	CHF
τ	/ \pm /	/ \pm /
m	/ \pm /	/ \pm /
α_{long}	/ \pm /	/ \pm /
α_{short}	/ \pm /	/ \pm /
CD	/ \pm /	/ \pm /
ApEn	/ \pm /	/ \pm /
SD1	/ \pm /	\pm
SD2	\pm /	\pm /
SD1/SD2	/ \pm /	/ \pm /

جدول ۲ نتایج Sensitivity و Specificity بدست آمده توسط طبقه بندی کننده های مختلف با استفاده از بردار ویژگی ترکیبی از ویژگی های خطی و غیرخطی را نشان می دهد. همانطور که ملاحظه می شود، نتایج بسیار مطلوبی با استفاده از طبقه بندی کننده های شبکه عصبی و نروفازی بدست آمده است ولی طبقه بندی کننده LDA

نتوانسته بردارهای ویژگی افراد سالم و بیمار را بخوبی از یکدیگر تفکیک کند. در مرجع [12] صحت طبقه بندی HRV افراد سالم و بیمار CHF با استفاده از طبقه بندی کننده بیزین به ترتیب ۱۰۰٪ و ۸۶/۳۶٪ بدست آمده است و مراجع [15,14,13] توانسته اند با استفاده از برخی از ویژگیهای زمانی و فرکانسی و نیز ویژگیهای غیرخطی این بیماری را با صحت بالای ۹۵٪ از افراد سالم تفکیک کند.

جدول ۲. نتایج تفکیک افراد بیمار مبتلا به CHF از افراد سالم با استفاده از طبقه بندی کننده های مختلف.

	LDA		MLP		Neuro Fuzzy	
	N	CHF	N	CHF	N	CHF
Sens. (%)	۹۸/۳	۹۰/۳۶	۱۰۰	۹۸/۴۸	۹۹/۴۵	۹۹/۱۱
Spec. (%)	۹۰/۳۶	۹۸/۳	۹۸/۴۸	۱۰۰	۹۹/۱۱	۹۹/۴۵

۴- جمع بندی

در این مقاله مجموعه ای از تحلیل های خطی و غیرخطی روی سیگنال HRV افراد سالم و بیمار مبتلا به CHF انجام شد. مقایسه ویژگیهای غیرخطی بدست آمده دو گروه نشان داد که سیگنال HRV افراد سالم پیچیده تر از HRV افراد بیمار است و همبستگی های موجود در آن نیز بیشتر است. نتیجه دیگری که بدست آمد اینست که برای افراد بیمار، نوسانات کوتاه مدت، زیادتر و نوسانات بلند مدت کمتر است. طبقه بندی بردار ویژگی دو گروه حاکی از Sensitivity و Specificity حداقل ۹۸/۴۸ و ۱۰۰٪ برای طبقه بندی کننده MLP و ۹۹/۱۱ و ۹۹/۴۵٪ برای طبقه بندی کننده نروفازی می باشد.

مراجع

- [1] I.Radojicic, D.Manic, D.Vulic, "On the presence of deterministic chaos in HRV Signals", IEEE, Trans. On computers in cardiology, 2001, 28: 465-468.
- [2] Sang-Hoon Yi, "Clinical Implication of Physiological Complexity in Heart Rate Variability", Chaos & Nonlinear Biodynamics Lab., Workshop on Physiological Complexity – HRV, 2002. 7. 6. POSTECH.

- [3] www.physionet.org
- [4] J.Pan , W.J.Tompkins , “A Real-Time QRS Detection Algorithm”, IEEE Trans. On Biomed. Eng., vol 32, no.3 , pp. 230-236 , 1985.
- [5] Task Force of the European Society of Cardiology and North American Society of Pacing and electrophysiology 1996 Heart rate variability: standards of measurement, physiological interpretation and clinical use Eur. Heart J.17, 354–81.
- [6] Rajendra Acharya U, N Kannathal , S M Krishnan ,” Comprehensive analysis of cardiac health using heart rate signals” , Physiol. Meas. 25 (2004) 1139–1151.
- [7] Markos G. Tsipouras, Dimitrios I. Fotiadis ,” Automatic arrhythmia detection based on time and time-frequency analysis of heart rate variability”, Computer Methods and Programs in Biomedicine (2004) 74, 95-108.
- [8] Metin Akay, “Nonlinear Biomedical Signal Processing, Dynamic analysis and Modeling”, IEEE Press on Biomedical Engineering, Vol 2.
- [9] I.Servan Uzun, Musa H. Asyali, Gurbuz Celebi, Murat Pehlivan, “*nonlinear analysis of heart rate variability*”, 2001 Proceedings of the 23rd annual EMBS international conference.
- [10] C. Lerma, O. Infante, H. Pe´rez-Grovas , M. V.Jose´ ,” Poincare´ plot indexes of heart rate variability capture dynamic adaptations after haemodialysis in chronic renal failure patients”, Clin Physiol & Func Im (2003) 23, pp72–80.
- [11] S.M. Pincus, “Approximate entropy as a measure of system complexity”, Mathematics, Proc. Nati. Acad. Sci. USA, March 1991, Vol. 88, pp. 2297-2301.
- [12] R.J. Muirhead, R.D. Pu”, A Bayesian classification of heart rate variability data”, Physica A 336 (2004) 503 – 513.
- [13] M.G. Signorini, R. Sassi, S. Cerutti, “Working on the nonlinearity : measurement of nonlinear properties in HRV signals” , IEEE 2001, Proceeding of 23rd annual EMBS international conference , Turkey, p.p. 547-550
- [14] A.M. Rao, H.C. Ryoo, A. Akin, H.H. Sun, “*Classification of Heart rate variability (HRV) parameters by receiver operating characteristics (ROC)*”, Bioengineering Conference, 2002. Proceedings of the IEEE 28th Annual Northeast 20-21 April 2002. pp167 - 168 .
- [15] A. Ramanathan, M.G. Kienzle, G.A. Myers, “*Preprocessing HRV data improves risk stratification in CHF*”, IEEE 1996, Computers in Cardiology, p.p 29-31.